# AI 助手用户信任的关键影响因素及其效应的元分析[1]

张露月[1,2]，张赟[1,2]，帅青红[1,2]，邓婉秋[1,2*]

1. 西南财经大学管理科学与工程学院，四川成都，611130

2. 智能金融教育部工程研究中心，四川成都，611130

**摘要：[目的/意义]**随着 AI 技术的高速发展，AI 助手在零售、金融、医疗等行业的渗透率持续提升，用户对其使用意愿的影响机制成为学界关注焦点。用户信任作为采纳该产品的重要驱动因素，现有研究对其关键影响因素及效应尚未得到一致结论，急需进行系统的整合评估。**[方法/过程]**本文以国内外已发表的 65 篇实证研究文献为样本，利用元分析定量分析了针对 AI 助手的用户信任影响因素及其与使用意愿的关系，并检验了用户文化背景和产品使用场景对这一关系的调节效应。**[结果/结论]**研究结果表明，产品拟人化、感知有用性、感知易用性、社会临场感、社会影响、产品性能和感知风险是影响用户信任的七个重要因素，其中除感知风险对于用户信任具有显著的负向影响，其余因素均对用户信任具有显著的正向影响，且用户信任对于使用意愿具有显著的正向影响，但不同研究间存在一定的异质性。通过调节效应分析发现，用户文化背景和 AI 助手产品使用场景是产生异质性的主要原因。研究结果为未来的深入研究提供了理论依据，并为 AI 助手产品的交互设计与应用推广提供指导建议。

**关键词：**AI 助手；用户信任；影响因素；元分析

**分类号：**C931.6

## 1. 引言（Introduction）

近年来，AI 助手的应用在多个领域激增，其也被称为虚拟助手或数字助理。作为一种 AI 代理，它通过利用机器学习、自然语言处理和语音识别技术来模仿人类交互并执行特定任务，预示着能动性和控制权从人类转向技术[1]。自 20 世纪 90 年代以来，随着个人电脑的普及，出现了一些基本的个人助理软件，比如 Microsoft Office 的 Paperclip 助手，以及一些计算机制造商也在产品中构建了语音识别子系统。到了 21 世纪，智能手机和云计算的出现极大地推动了 AI 助手的发展，比如 2011 年苹果公司推出了 Siri，此后谷歌和亚马逊也分别推出了 Alexa 和 Cortana。随着深度学习和大模型技术的发展，AI 助手核心能力涵盖了内容理解与生成，并已突破单一模态的交互限制，主要包括智能聊天机器人、语音助手、个人助手等典型形态[2,3]，为商品推荐、金融投资、医疗问诊等专业场景优化提供更多可能性。

“信任”通常被定义为“对某种事物属性或特质的信心或依赖”[4]，在人际互动中具有降低交易成本、促进合作进化的核心功能。这一概念在信息系统研究中得到延申发展，形成“技术信任”的专门维度。用户信任作为 AI 助手技术采纳的重要驱动因素，其前因变量及影响作用的探究是学界广泛关注的议题。研究表明，信任可能与 AI 助手的技术性、交互性以及安全性等因素存在关联[5,6]。然而，以往研究由于研究背景和研究对象的差异，结论并不完全一致。例如，大量研究探究了 AI 助手的拟人化是否会影响用户信任：X. Cheng 等人认为聊天机器人的拟人化属性对消费者的感知信任产生了正向影响[7]，而针对在线购

[1] 作者简介：张露月，博士研究生，lunayzhang@126.com; 张赟，电子商务系副主任，副教授，博士；帅青红，教授，博士；邓婉秋（*通讯作者），博士研究生，WanqiuD@163.com。

物场景，也有相关研究指出聊天机器人的拟人化会对用户信任造成负面影响[8]。根据陈倩倩与陈义涛的研究结果，AI 助手的拟人化对人机信任度并无显著影响[9]。除此之外，其他前置因素也存在过往研究结果不一致的情况。比如，在探究感知易用性对信任的影响效果中，出现了具有正向影响与无显著影响两种情况[10,11]。在情感交互方面的因素中，C. S. Oh 等人也指出社会临场感并不总是产生积极的结果[12]。这些发现意味着，某些影响因素的作用在关系强弱甚至是方向上均存在着显著差异。

通过对过往文献分析，我们发现不仅仅是用户信任影响因素的定量效应存在差异，信任造成的效应也存在矛盾之处，例如 J. Fu 等的研究便指出用户信任对其使用意愿有着强相关[8]，然而 F. A. Silva 等的研究结果则显示两者之间并不存在显著关联[13]。这些相互矛盾的结论不仅会对 AI 助手的人机交互设计与用户行为相关的研究形成阻碍，还会为 AI 产品的推广及落地造成困扰。

导致这些不一致的原因可能如下：首先，现有研究大多集中于特定的国家区域进行数据收集，或忽略了被试者文化异质性对结果存在的作用。例如，Y. L. Ng 在其针对对话型人工智能用户信任对持续使用意愿影响的研究中，限于中国香港地区的样本进行分析[14]；E. Uysal 等仅面向英国居民，对用户信任的影响因素进行了探究[15]；J. Kim 等人不限于一类用户国家地域进行实验，然而仅仅面向美国和新加坡人群的对比[16]。以上研究的结论表明，对不同文化背景用户进行全面分析，是非常有必要的。此外，现有研究大多在某一特定场景进行用户行为分析，存在一定局限性，比如 X. Zhan 等人的研究仅针对医疗保健服务中用户对于 AI 助手的信任度和使用意愿[17]；C. Singh 等则聚焦于网购智能助手展开了相应的研究[18]。目前，尚缺乏系统的定量研究，难以得出具有普适性、量化表现的结论。因此，有必要从整体上对 AI 助手用户信任影响因素进行定量分析，通过汇总多个独立研究的结果，提供比单一研究更为精确的效应估计。

元分析（meta analysis）是一种统计技术，又称为荟萃分析，用于综合多项独立研究的结果，从而得到特定研究问题的更全面和可靠的结论[19]。目前，元分析在在线社区用户行为、员工行为、信息素养等方面都进行了广泛应用[20–22]，但目前还尚未有研究使用元分析对 AI 助手用户信任及使用意愿进行深入分析。在当前 AI 技术发展面临"高热度-低共识"困境下，元分析是破解理论迷思、指导技术落地的关键路径。因此，本文拟采用元分析的方法，通过对单研究样本的结果再分析，探究 AI 助手用户信任与影响因素间存在的关系及其中潜在的调节变量，旨在解决以下问题：以往关于 AI 助手用户信任影响因素的实证研究达成了哪些共识？其结论和效应量强度是如何的？用户信任存在什么作用效应？现有研究出现异质性的原因是什么？本文结论对于全面认识用户信任的影响机理、优化 AI 助手产品设计具有重要意义。

## 2. 理论基础（Theoretical basis）

在 AI 助手相关研究中，围绕用户信任展开的研究大多以社会心理学为出发点，基于技术接受模型（Technology Acceptance Model, TAM）、社会临场感理论（Social Presence Theory, SPT）等经典的用户行为模型及理论。

### 2.1 技术接受模型

技术接受模型由F. D. Davis于1989年提出，用于解释用户对信息技术的接受和使用行为，感知有用性和感知易用性是TAM的核心构念[23]。其中，感知有用性通常被理解为用户认为使用特定技术能够提升其工作或生活效率的程度。研究表明，在复杂任务或需要快速决策

的情况下（如政务服务、自动驾驶领域等），AI助手的感知有用性是建立信任的关键因素[11,24]。感知易用性是TAM的另一个关键要素，指用户在使用某项技术时感受到的轻松程度。AI助手的易用性能够使用户认为自己可以快速地掌握产品功能，从而产生更积极的情感体验，这也是建立信任的基础[5,25]。鉴于该理论的广泛应用，以及体现出可能存在一定的情景依赖性[24]，本文将感知有用性和感知易用性作为信任的前因变量进行分析。

**2.2 社会临场感理论**

“社会临场感”这一概念被定义为“通信媒介中传达社会性线索的能力”。学者们认为，不同的媒介具有不同程度的社会临场感，从而影响了个体对社会和心理参与互动的感知[26]。在社交情境下，使用 AI 助手能让用户感到自己身处社会实体的陪伴中[27]。相关研究中，S. K. Lee 等人发现用户对于人工智能的信任度与其感知到的社会临场感高度相关，当用户认为 AI 助手的使用是基于社交场景，他们会更倾向于认为产品可信[28]。尽管电子商务、教育等场景均验证了社会临场感的有效性，但其作用强度存在一定差异[6,29]。对于 AI 助手而言，社会线索的嵌入和“情感真空”的出现均会对用户的信任机制产生影响，尚需在研究中厘清和细化。

**2.3 社会交换理论**

社会交换理论（Social Exchange Theory, SET）最早由 G. C. Homans 提出，他认为个体通过对互动中的回报和成本进行评估来决定是否维持或结束关系[30]。其中，“回报”是指个体从互动中获得积极结果，“成本”是指为了获取这些汇报所付出的代价。个体通过对这两者的权衡，决定是否继续互动。在信息系统研究中，SET 被拓展为理解人机信任动态演进关键透镜。在回报方面，当 AI 助手有着较高的技术性能，能够产生高质量的个性推荐结果和高效反馈时，用户通过这种交换关系建立对系统的信任[31,32]。在成本损失上，社会交换也必然产生不确定性和风险，比如数据滥用导致的隐私风险[33]。当用户感知到 AI 助手提供的回报持续超过交互成本时，信任关系得以建立并强化。

**2.4 计划行为理论**

计划行为理论（Theory of Planned Behavior, TPB）由美国学者 I. Ajzen 在 1991 年提出，认为个体的行为意图由态度、主观规范和感知行为控制三大要素决定[34]。在 TPB 框架下，态度反映了用户对 AI 助手的总体评价，这是用户对其技术性能的认知映射，通常由用户对技术的感知有用性、易用性和满意度决定[23]。主观规范则反馈了社会影响对用户信任的传导效应，表明个体可能会因为社会规范与他人期望而改变行为意图。研究表明，社会影响能够用于解释 AI 助手用户信任的感知[32,35]。感知行为控制则阐明了用户信任的赋能机制，即信任能够降低用户的技术焦虑，对其使用意愿产生显著影响[36,37]。

**2.5 拟人化**

“拟人化”即产品表现出的类似于人类的特征[38]。AI 助手的拟人化设计主要通过设计声音、外观、情感表达等元素，使其具有人类的特征，从而增加用户对系统的信任感[18,39]。出于心理的自我保护机制，人类对于陌生产品通常具有更高的感知风险[40]，因此偏向于使用那些与自身具有相似性，能够进一步拉近心理距离的产品。研究证明，使用高拟人化 AI 助手的用户具有更强的信任感[41,42]。然而，AI 助手的这种高度拟人化也可能削弱信任度[8,43]。因此，有必要进一步分析，以确定研究结果的普适性。

基于以上观点，本文结合以往文献中用户信任影响因素的出现频率及其重要程度，将拟人化、感知有用性、感知易用性、社会临场感、社会影响、产品性能、感知风险纳入研究中，从七个维度形成用户信任前因研究的研究框架，进行综合分析。此外，本文将使用意愿作为用户信任产生的关键效应，其能够较好地作为产品采纳和用户行为的代表性因素。由此，构建了 AI 助手用户信任关键影响因素以及效应研究模型，如图 1 所示。

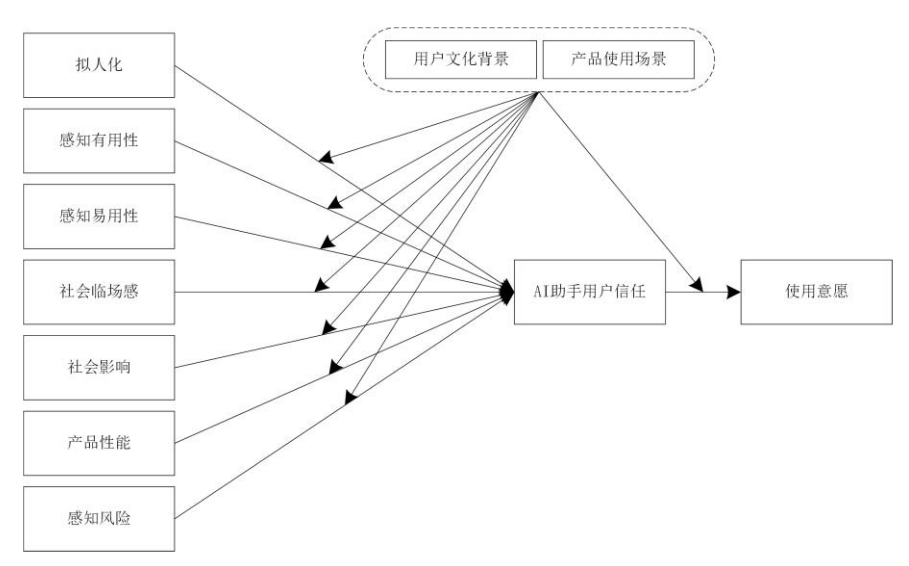



图 1 AI 助手用户信任的关键影响因素及其效应研究模型

Figure 1 Research model of AI assistant user trust and its influencing factors

## 3. 研究方法（Methodology）

本文采用元分析的方法进行文献的计量性系统评价，尝试整合现有的关于 AI 助手用户信任和使用意愿的实证文献，探究 AI 助手用户信任的前置影响因素和使用意愿的效应关系。目前，元分析被广泛应用于医学、教育学等学科领域，在系统评价和证据综合中发挥了关键作用。例如，在医学领域常用于评估药物疗效、诊断测试的准确性以及干预措施的有效性。在教育学和心理学领域，则被广泛用于研究干预效果和行为模式。在信息行为领域，H. Zhou 等对国内外 31 篇实证研究进行综合分析，探究移动阅读用户采纳的主要影响因素[44]；J. Mou 等通过对 67 项研究进行元分析，研究了信任和风险如何影响消费者对电子服务的接受度[45]。AI 助手用户行为数据具有信息系统研究的基本特征，适用于元分析研究。基于数据格式及数量考虑，本文数据分析软件采用 Comprehensive Meta Analysis (CMA) 3.0。

### 3.1 文献检索及筛选

为了获取用于元分析的研究样本，本文对中英文文献数据库进行了全面检索。在英文文献检索上，以"AI assistant" OR “AI agent” OR “conversational AI” OR “generative AI” OR “chatbot” OR “voice assistant” AND “trust”为关键词，在 Web of Science、Google Scholar、Science Direct、Wiley、Emerald、Taylor & Francis 和 Springer 数据库中进行检索。中文文献则通过知网数据库，以“AI 助手”“智能助手”“AI 代理”“对话式 AI”“生成式 AI”“聊天机器人”“语音助手”与“信任”进行组配，对数据库中学术论文的标题或摘要进行检索，选取 2015 年-2024 年近十年发表的中英文期刊及重要会议论文作为研究样本。由于 2015 年前 AI 助手并未产生成熟的应用场景，相关文献较少，故起始年份设置为 2015 年。截至

2024 年 7 月，共检索英文文献 3452 篇，中文文献 82 篇。

本文以上述共计 3534 篇文献作为初始文献数据库，筛选相关研究。文献筛选的标准包括：第一，研究对象对 AI 助手，即能够进行文本或语音形式上的智能对话；第二，研究的核心变量为用户信任，即研究应当涉及用户信任的前因变量或与使用意愿相关的结果变量；第三，研究类型为实证研究，报告了相关系数或其他可用于效应值转换的数值；第四，研究需报告样本量及样本特征，以便计算合并效应值。经过检索、筛选、审查和纳入文献四个步骤，本文最终纳入元分析的文献样本 65 篇，其中，英文文献 62 篇，中文文献 3 篇，共 106 个效应值，44803 个样本。具体参见图 2。

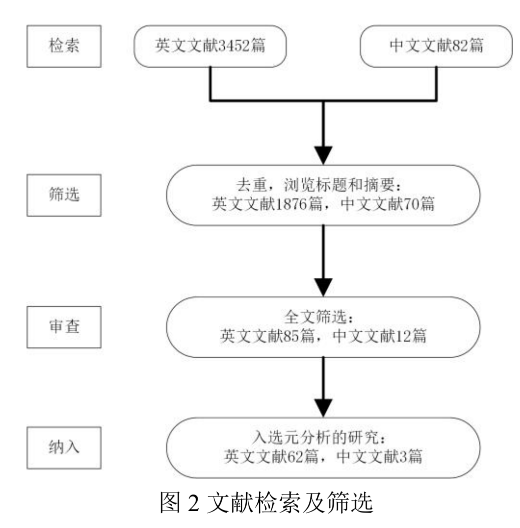


图 2 文献检索及筛选

Figure 2 Literature search and screening

### 3.2 数据编码及处理

本文针对研究样本的编码内容主要包括作者信息、发表年份、前因变量、结果变量、样本量、效应值、文化背景、用户使用 AI 助手的经验、使用场景，并根据不同变量进行分类，同个文献样本在同变量效应分析中只采用一次，以确保研究样本的独立随机性。大多数纳入元分析的研究采用了结构方程模型或实验法分析了信任与使用意愿之间的关系，如果文献中没有直接报告相关系数，根据转换公式[46]，转换为相关系数$r$之后再录入分析，具体公式如下：

$$r=\begin{cases}0.98\times\beta+0.05,\beta\geq 0\\0.98\times\beta-0.05,\beta<0\end{cases}$$ 公式（1）

$$r=\sqrt{(\frac{t^2}{t^2+df})}$$ 公式（2）

$$r=\sqrt{\frac{x^2}{x^2+n}}$$ 公式（3）

$$r=\frac{z}{\sqrt{n}}$$ 公式（4）

## 4. 数据分析与结果（Data analysis and results）

### 4.1 发表偏倚

首先，本文以漏斗图形式进行定性分析，我们以影响因素中变量最多的产品性能和影响效应两组分析结果为例，给出相应的漏斗图，如图 3 和图 4。漏斗图中所有研究均集中在上方，且分布具有对称性，表明样本各样本并不存在出版偏倚。此外，本文通过计算失安全系数 N，定量估计了 $p=0.05$ 时的出版偏倚水平，采用 5K+10（K 为研究数量）[47]作为临界值进行判断，如表 1 所示，所有结果均大于临界值，因此，本文识别的所有影响因素和效应结果都具有稳健性。

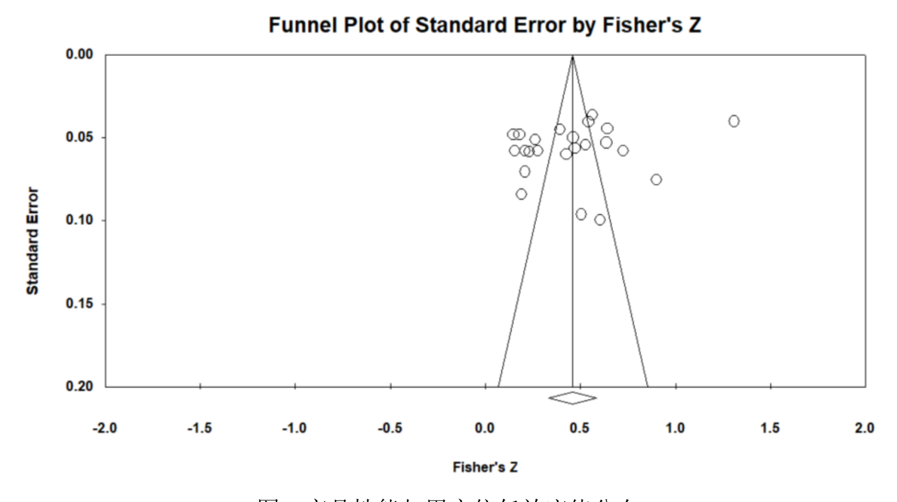



图 3 产品性能与用户信任效应值分布

Figure 3 Distribution of effect value of product performance and user trust

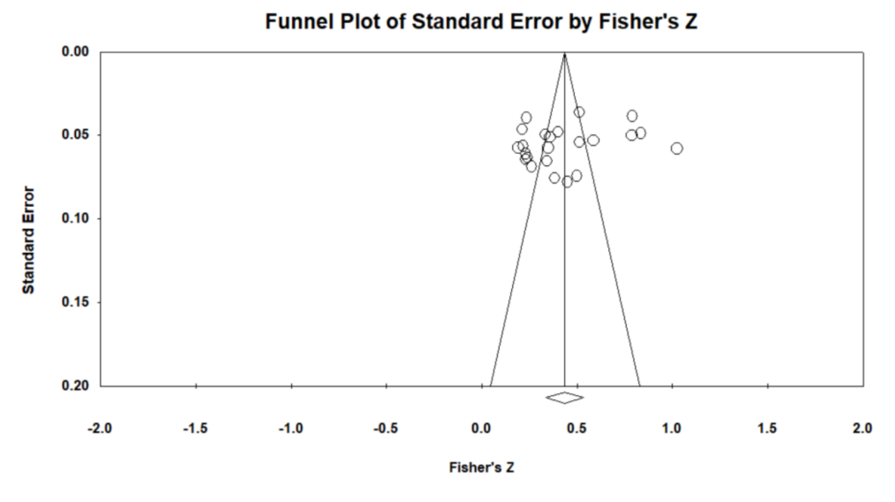



图 4 用户信任与使用意愿效应值分布

Figure 4 Distribution of effect value of user trust and usage intention

### 4.2 异质性检验

通过对纳入元分析研究的进一步分析，我们发现这些研究在研究背景、样本选择等方面存在一定差异，因此需进行异质性检验。Q 检验和 $I^2$ 是现目前应用较为广泛的异质性检

验方法。本文采用 Q 检验进行分析，如表 1 所示，纳入异质性分析的所有变量均通过检验（p<0.01），同时 $I^2$>60%，表明采纳各项研究之间存在高度异质性，因此均选择随机效应模型，并对各变量进行亚组分析，从而进一步探究各变量之间存在的潜在调节作用。

### 4.3 主效应分析

本文通过对各个维度的效应值进行分析，结果如表 1 所示。根据 J. Cohen 的相关系数判断标准，7 个影响因素对用户信任均具有显著影响（p<0.05），AI 助手的社会影响（r=0.445）、社会临场感（r=0.440）、产品性能（r=0.430）、感知有用性（r=0.421）、感知易用性（r=0.315）与用户信任均呈显著中度正相关，感知风险（r=-0.344）与用户信任呈显著中度负相关，表明这些因素在AI助手用户信任中起到重要作用，拟人化（r=0.281）与用户信任呈显著较弱负相关，表明其对用户信任的影响是有限的。此外，用户信任与使用意愿呈显著中度正相关（r=0.409, p<0.05）。

表 1 AI 助手用户信任的影响因素及其效应元分析结果

Table 1 The influencing factors of AI assistant user trust and their effect meta-analysis results

| 作用关系 | K | N | r | 95%置信区间 | | Z | Q | $I^2$ | Fail-safe N |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | LL | UL | | | | |
| 拟人化-信任 | 11 | 3430 | 0.281*** | 0.205 | 0.354 | 7.009 | 54.884*** | 81.78% | 728 |
| 感知有用性-信任 | 6 | 3240 | 0.421*** | 0.171 | 0.621 | 3.184 | 309.330*** | 98.38% | 1116 |
| 感知易用性-信任 | 9 | 4106 | 0.315*** | 0.239 | 0.387 | 7.749 | 54.717*** | 85.38% | 957 |
| 社会临场感-信任 | 13 | 6403 | 0.440*** | 0.296 | 0.564 | 5.542 | 540.107*** | 97.78% | 4635 |
| 社会影响-信任 | 7 | 2808 | 0.445*** | 0.313 | 0.560 | 6.071 | 100.048*** | 94.00% | 1118 |
| 产品性能-信任 | 23 | 8226 | 0.430*** | 0.322 | 0.527 | 7.161 | 726.772*** | 96.97% | 5324 |
| 感知风险-信任 | 12 | 4434 | -0.344*** | -0.442 | -0.237 | -6.010 | 165.995*** | 93.37% | 1624 |
| 信任-使用意愿 | 25 | 12156 | 0.409*** | 0.325 | 0.488 | 8.678 | 446.438*** | 95.07% | 9289 |

注：K 为研究数量，N 为样本数量，r 为合并效应值，Fail-safe N 为失效安全系数；*** $p < 0.05$，下同

### 4.4 调节效应分析

由于异质性检验结果表明研究存在高异质性，故可能存在潜在因素的调节作用。基于此，我们深入回顾文献样本，发现研究中调查对象的地域背景与产品使用场景普遍存在差异。一方面，鉴于以往研究，东方国家与西方国家在价值观、沟通风格等方面的文化概况截然不同，而这种文化差异将导致用户对 AI 助手的态度有着不同的形成机制[48]。因此，本文基于 G. Hofstede 的文化维度理论[49]，将用户文化背景区分为东方文化和西方文化两个维度进行探究。具体来说，东方文化强调集体主义与和谐统一，注重隐性知识与抽象表达，包括中国、日本、印度等国家，这与西方文化侧重于个人主义与显性知识的特点完全不同，比如美国、英国、澳大利亚等国家。

此外，用户对产品的认知通常存在两个层面：一种是强调产品功能性的“功利主义”，通常涉及实用且带有工具性质的产品；另一种则是强调产品情感性体验的“享乐主义”，通常涉及能够带给用户感官愉悦的产品。根据“机器之言”（Word of Machine）效应[52]，用户对于 AI 助手能力的感知存在系统性偏差。具体而言，在功利型场景中，AI 助手因具备事实分析与逻辑推理优势，主要以效率优化与业务成果为导向，在本文中包括医疗、金融、酒店等行业的 AI 助手使用，比如为病人进行评估及提供诊断建议[17]。而享乐型场景的 AI 助

手则主要用于满足用户的情感需求和娱乐需求，在本文中包括了零售、家用型 AI 助手等，比如通过用户购买历史及偏好生成美妆需求[53]。

为深入探究差异产生的原因，本文采用亚组分析的方法检验了 AI 助手用户的文化背景和产品使用场景两个变量的调节作用。具体结果如表 2 所示。

表 2 调节效应检验结果

Table2 Moderating effect test results

| 作用关系 | 调节变量 | 分组 | K | r | 95% CI | | $Q_b$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | LL | UL | |
| 拟人化-信任 | 文化背景 | 东方文化 | 4 | 0.346*** | 0.233 | 0.450 | 6.917*** |
| | | 西方文化 | 4 | 0.177*** | 0.121 | 0.231 | |
| | 使用场景 | 享乐型 | 5 | 0.348*** | 0.276 | 0.417 | 17.846*** |
| | | 功利型 | 3 | 0.158*** | 0.109 | 0.206 | |
| 感知有用性-信任 | 文化背景 | 东方文化 | 2 | 0.694*** | 0.622 | 0.755 | 77.166*** |
| | | 西方文化 | 4 | 0.233*** | 0.182 | 0.283 | |
| | 使用场景 | 享乐型 | 2 | 0.223*** | 0.164 | 0.280 | 3.700 |
| | | 功利型 | 4 | 0.509*** | 0.222 | 0.715 | |
| 感知易用性-信任 | 文化背景 | 东方文化 | 4 | 0.245*** | 0.171 | 0.317 | 3.803 |
| | | 西方文化 | 5 | 0.362*** | 0.269 | 0.449 | |
| | 使用场景 | 享乐型 | 4 | 0.372*** | 0.277 | 0.460 | 2.788 |
| | | 功利型 | 5 | 0.269*** | 0.190 | 0.344 | |
| 社会临场感-信任 | 文化背景 | 东方文化 | 3 | 0.453*** | 0.196 | 0.651 | 4.551*** |
| | | 西方文化 | 3 | 0.167*** | 0.117 | 0.216 | |
| | 使用场景 | 享乐型 | 4 | 0.415*** | 0.144 | 0.628 | 0.017 |
| | | 功利型 | 2 | 0.382*** | 0.110 | 0.724 | |
| 社会影响-信任 | 文化背景 | 东方文化 | 5 | 0.397*** | 0.219 | 0.550 | 3.566 |
| | | 西方文化 | 2 | 0.555*** | 0.498 | 0.607 | |
| | 使用场景 | 享乐型 | 5 | 0.391*** | 0.217 | 0.541 | 3.669 |
| | | 功利型 | 2 | 0.565*** | 0.470 | 0.646 | |
| 产品性能-信任 | 文化背景 | 东方文化 | 11 | 0.485*** | 0.405 | 0.558 | 19.185*** |
| | | 西方文化 | 7 | 0.227*** | 0.142 | 0.309 | |
| | 使用场景 | 享乐型 | 9 | 0.289*** | 0.221 | 0.354 | 8.793*** |
| | | 功利型 | 8 | 0.577*** | 0.406 | 0.710 | |
| 感知风险-信任 | 文化背景 | 东方文化 | 6 | -0.329*** | -0.480 | -0.159 | 0.072 |
| | | 西方文化 | 6 | -0.358*** | -0.489 | -0.212 | |
| | 使用场景 | 享乐型 | 6 | -0.416*** | -0.556 | -0.252 | 2.812 |
| | | 功利型 | 6 | -0.262*** | -0.340 | -0.180 | |
| 信任-使用意愿 | 文化背景 | 东方文化 | 11 | 0.557*** | 0.457 | 0.643 | 9.265*** |
| | | 西方文化 | 14 | 0.328*** | 0.211 | 0.436 | |
| | 使用场景 | 享乐型 | 12 | 0.285*** | 0.240 | 0.329 | 7.762*** |
| | | 功利型 | 9 | 0.486*** | 0.355 | 0.598 | |

**（1）文化背景的调节效应分析结果：**剔除跨地域研究，即用户来源于既包括东方文化也包括西方文化的地域，不同文化背景显著调节 AI 助手拟人化与信任（$Q_b$=6.917）、感知有用性与信任（$Q_b$=77.166）、社会临场感与信任（$Q_b$=4.551）、产品性能与信任（$Q_b$=19.185），以及用户信任与使用意愿（$Q_b$=9.265）之间的关系。在东方文化下的 AI 助手拟人化（r 东方=0.346>r 西方=0.177）、感知有用性（r 东方=0.694>r 西方=0.233）、社会临场感（r 东方=0.453>r 西方=0.167）、产品性能（r 东方=0.485>r 西方=0.227）对用户信任的影响均显著高于西方文化。此外，相较于西方文化（r=0.328），在东方文化下用户信任与 AI 助手使用意愿呈更强的正相关关系（r=0.557）。本研究中，文化背景在感知易用性、社会影响以及感知风险与用户信任的关系中不存在显著调节作用。

**（2）AI 助手使用场景的调节效应分析结果：**剔除掉未特别说明使用场景，或覆盖了多个类型使用场景的研究，将剩余研究中的使用场景分为功利型和享乐型场景。根据调节效应分析的结果，AI 助手使用场景显著调节拟人化（$Q_b$=17.846）、产品性能（$Q_b$=8.793）与用户信任之间的关系。其中，享乐型场景中拟人化与用户信任之间的正相关关系显著高于功利型场景（r 享乐=0.348>r 功利=0.158），功利型场景中产品性能与用户信任的正相关关系显著高于享乐型场景（r 功利=0.577>r 享乐=0.289）。此外，AI 助手的使用场景也显著调节了用户信任与使用意愿的关系（$Q_b$=7.762），在功利型场景中，用户信任对 AI 助手使用意愿的影响显著高于享乐型场景（r 功利=0.486>r 享乐=0.285）。本研究中，AI 助手使用场景在感知有用性、感知易用性、社会临场感以及感知风险与用户信任的关系中不具有显著调节作用。

## 5. 结论与启示（Conclusions and implications）

### 5.1 研究结论

基于对国内外已发表的 65 篇实证研究进行元分析，本文识别了 7 个影响 AI 助手用户信任的关键因素，并评估了信任对用户使用意愿的作用效应。此外，本文通过异质性检验和调节效应分析，深入分析了用户文化背景和产品使用场景作为调节变量产生的调节效应，尝试获得 AI 助手交互设计中影响用户信任的关键因素及其效应的普适性结论，具体分析如下：

#### 5.1.1 AI 助手用户信任的前因分析

主效应分析结果表明，拟人化、感知有用性、感知易用性、社会临场感、社会影响、产品性能和感知风险是影响 AI 助手用户信任的 7 个重要因素，其中感知风险对用户信任具有显著的负向影响，其余因素均具有显著正向影响。这些影响因素与用户信任之间的关系强度均不一致，既有助于在理论层面指导研究人员选择合适变量对 AI 助手交互设计进行研究，也有助于 AI 产品研发人员更有针对性地对产品进行开发和优化。可以将结论划分为以下三个方面：

（1）技术性能与社会互动体验是构建用户信任的核心驱动因素。这一类影响因素包括社会影响（r=0.445）、社会临场感（r=0.440）与产品性能（r=0.430），三者效应值均接近 0.45，说明通过增强 AI 助手的可靠性、功能性和情感连接，能够显著提升信任感。技术性能和社会互动体验虽然看似两个维度，但它们之间往往相互交织。例如，技术上表现优秀的 AI 助手，不仅能够提供可靠的功能保证，还能够带来自然、贴近人类的互动的体验，用

户会在情感上对其更加信任。根据“准社会互动”的观点，当 AI 技术的应用不局限于满足用户需求，而是进一步满足其社会交往层面的需要，就会形成亲密的幻觉[54]，进一步提升用户对于 AI 助手产品的信任。

（2）用户主观感知是用户信任形成的重要途径，取决于多个因素的综合作用。研究表明，感知有用性（r=0.421）、感知易用性（r=0.315）与感知风险（r=-0.344）能够显著影响用户的信任水平。“信任”作为一种复杂的心理状态，源于用户在使用技术产品时对其特性和潜在风险的主观判断。一方面，用户的主观感知取决于其对产品功能性和价值的预期，当用户感到产品具有实际效用，且符合或超出其预期，信任更容易产生[55]。另一方面，信任的建立也是对风险的衡量，若用户感知到的风险较低，即技术产品在透明性、安全性方面有所保障时，信任的建立将更加顺利。这一结果表明，AI 助手用户建立信任的过程不仅仅是技术功能的简单反映，也是在复杂互动环境中用户对产品的综合评估与心理反应。

（3）产品外观的拟人化虽然能够促进用户信任，但影响力相对有限。研究结果中，拟人化（r=0.281）与用户信任呈现较弱的正相关关系，表明尽管拟人化在一定程度上能够增强用户信任，但相比于其他因素，其影响效果较弱。从纳入元分析的实证文献来看，大多关于“拟人化”的探讨侧重于对产品外观的描述，比如虚拟形象的设计、语音助手的声音特征等，并未上升至类人化的社交互动这一层次。尽管 AI 助手拟人化的产品外观设计能够使其看起来更加友好，从而降低心理防御，但是它对于用户信任的影响是辅助性的，而并非决定性的。另外，考虑到拟人化引发的不一致问题[56]，即当 AI 系统表现出类人特征，但在关键任务执行上无法达到用户期望时，可能产生更强的失望感，从而削弱信任。

#### 5.1.2 AI 助手用户信任的效应分析

通过前文分析可知，AI 助手的用户信任对其使用意愿具有显著的正面效应（r=0.409），即用户信任在 AI 技术接受和使用过程中扮演着关键角色，当用户对 AI 助手产生足够的信任感时，他们更愿意使用这一技术。在纳入的文献样本中，关于“使用意愿”进一步区分为初始意愿和持续意愿。信任作为一种减少不确定性的重要机制，能够分别通过增强用户对技术的可控性和依赖性，提高其使用意愿。一方面，在面对 AI 助手这样的新兴技术时，信任能够在一定程度上减少用户对不确定性的顾虑，增强了其愿意尝试新技术的动机；另一方面，随着用户对 AI 助手的长期使用，他们会基于系统在复杂场景下的表现，形成持续的信任。根据期望确认理论，用户的信任感会在使用过程中得到强化，进而推动持续使用意愿的形成[57]。

#### 5.1.3 调节变量的作用分析

通过调节效应分析，我们发现用户的文化背景和使用场景是造成异质性的主要原因，对作用关系具有显著调节作用。具体分析如下：

（1）用户文化背景的调节作用

针对不同文化背景下的用户，我们发现，对于东方文化背景的用户而言，拟人化、感知有用性、社会临场感、产品性能对用户信任的影响均显著高于西方文化背景下的用户。同时，相较于西方用户，东方用户的信任与其使用 AI 助手的意愿呈现更强的正相关关系。根据 G. Hofstede 的观点[49]，东方文化相较于西方文化更加强调权威和集体主义，信任往往建立在权威和等级之上。因此，东方文化背景下的用户更倾向于信赖高效和可靠的技术系统，AI 助手通过产品性能展示的可靠性和用户自身感知到的产品有用性，在东方用户中更容易建立信任。在过去的研究中，D. C. Yen 等发现中国台湾的信息技术人员较美国更加关注技术问题和细节[58]。同时，东方文化更加强调人际关系和社会互动的重要性，所以 AI 助

手的拟人化和社会临场感能够通过模拟人类的行为和情感互动，迎合东方用户在这一维度的重视。S. Baskentli 等的研究表明东方消费者比西方消费者对拟人化产品的反应更加积极，并证明集体主义更加青睐于拟人化产品[59]。本研究将以上发现在 AI 助手应用中进行证实。

此外，由于东方倾向于高语境沟通，即决策过程中更容易受到社会关系和情景的影响，西方文化更强调个人主义和独立性[60]，尽管信任仍然对其使用意愿有着一定影响，但是西方用户在使用 AI 助手时，更加注重个人体验的独立性，即更加理性地评估产品的功能和效用。这种差异进一步反应了不同文化背景下，东方用户更注重信任延续，而西方用户则注重独立决策，因此信任对其使用意愿的影响相对较小。

（2）产品使用场景的调节作用

对于不同的使用场景，研究表明，在享乐型场景中，AI 助手拟人化对用户信任的影响显著高于功利型场景，而功利型场景中 AI 助手的产品性能对用户信任的影响则更高，且用户信任对使用意愿的影响也更高。根据前文的描述，在享乐型场景中，用户的需求主要集中于娱乐体验和休闲上，而并非为了完成某个明确的任务。AI 助手的拟人化设计则符合用户在此类场景中的需求，通过更有亲和力的形象设计、富有情感的语言，让 AI 显得更像“伙伴”，而并非冷冰冰的工具[61]。产品拟人化特征让用户产生的共情感和社交满足感，能够使用户在非正式和娱乐导向的场景中产生更好的体验。比如当用户请求家用 AI 助手播放音乐或询问天气时，拟人化能使得互动更加流畅，且无需复杂化的指令，能够让用户降低自身的认知负荷[62]，增强对 AI 助手的依赖和信任。

对于功利型场景，用户通常有着特定的任务或目标与系统进行交互。在涉及实际任务完成的场景中，比如在线银行服务、客户服务等，由于这些任务需要精确的信息和高效的服务，因此用户会倾向于考虑产品的功能和性能。此外，用户的感受受到其期望与实际体验差距的影响[57]。在功利型场景中，用户往往对产品性能有着较高的期望，因此性能不佳的 AI 系统跟容易导致用户感到挫败和不满，从而失去信任。面对这样以任务为导向的使用场景，用户更加关注产品能否有效地帮助他们完成任务，比如用户在使用 AI 助手进行金融交易时，只有当他们对产品信任度较高时，他们才会倾向于使用该产品来进行高风险、关键性的任务。

### 5.2 启示

基于上述研究结论，希望为 AI 助手的相关研究与开发设计提供一些启示和建议。

一方面，本文通过整合 TAM、SPT、SET 等理论，构建了 AI 助手用户信任的多维模型，解释了技术性能、社会互动和用户主观感知的协同作用，弥补了传统信任理论难以解释用户对非人类实体产生类人际信任的缺口。本研究发现：目前国内关于 AI 助手用户信任的研究相对较为匮乏，尚未充分揭示我国特定文化与社会情景下用户信任的影响机制及其复杂的多维关系，不足以提供对 AI 助手用户信任的系统性理解。基于本文的研究结果，研究者可以在关键要素中选取适配的变量，结合我国实际情况，开展更多具有地区性和文化特征的实证研究，以更好地理解 AI 助手在我国市场中的使用特性及用户行为，为企业提供有效的市场营销策略，帮助他们提升产品的本地化适配能力。另一方面，尽管 AI 技术快速发展，但在实践中，AI 助手用户信任的构建仍面临多重阻碍，在不同市场和应用场景中的表现差异显著。基于这些现实问题，本文提出以下建议：

第一，遵循“技术性能-社会互动”双轨并行的开发策略。本文的研究结果指出，AI 助手的技术性能与社会互动体验是用户信任的核心驱动力。因此，AI 助手的产品设计应当在功能可靠性与情感互动能力上同时着力。首先，探索技术性能的量化提升路径，确保能够精准、高效地满足用户任务需求。其次，深化社会互动的情感计算模型，加强自然语言处理、情感识别与回应等交互技术的研发，模拟自然、贴近人类的互动体验，增强用户与 AI

助手之间的情感连接。例如，设计智能客服时，不仅要确保其能快速准确地解答用户问题，还需要通过富有情感的语言和个性化的互动方式，让用户感受到被关注和理解，从而提升用户对 AI 助手的信任感。另外，虽然拟人化的产品形象设计对用户信任有正向影响，但其效果相对有限，且存在“类人期望未能实现”的风险，可能导致用户信任的显著下降。因此，在 AI 助手的产品设计中应遵循“功能优先，拟人适度”的原则，将拟人化作为增强用户情感连接的辅助手段，而非核心驱动力。同时，与产品的实际性能相匹配，避免应过度拟人化引发用户对功能可靠性的质疑。

第二，构建场景驱动的产品设计体系。由于 AI 助手不同的使用场景对用户信任的影响也有所不同，产品交互设计需明确不同场景核心用户的需求。对于以娱乐、陪伴为主要功能的 AI 助手，重点投入情感化设计与交互能力的开发。例如，家用 AI 助手可以通过情感语音交互和幽默回应，以及借助用户个人特征数据，逐步解锁个性化交互功能，提升用户的娱乐体验和情感依赖。但对于以任务执行为主的 AI 助手，如金融交易助手、医疗诊断助手等，应当优先保障其专业性与功能性，嵌入透明度和风险预警工具，确保用户对产品核心能力的信任。此外，为实现跨场景的最优表现，建议开发基于场景特征的动态权重模型，通过分析用户需求数据实时调整技术性与互动性配置比例，在满足用户多样化需求的同时，最大化信任构建效果。

第三，适配目标市场的文化背景，制定差异化策略。企业在产品的设计、推广与运营过程中，必须充分考虑目标市场的文化特点。在东方文化的市场中（如中国、日本等），AI 助手的设计应注重增强社会临场感、产品性能等方面的表现，比如打造拟人化的虚拟形象和提供技术性能细节展示。在营销推广方面，鉴于东方文化强调权威与集体主义的重要性，可借助“权威背书+集体认同”的推广策略，强调产品的覆盖范围与服务规模，比如将 AI 助手接入公共数据平台，促进用户对 AI 助手的接受和使用。而对于西方文化市场（如美国、英国等），由于其更注重个人体验的独立性和理性评估，建议优先强化 AI 助手的个性化体验和用户的自主决策权，比如突出用户自主设置模块，启用高效交互模式。通过这种文化敏感的差异化策略，在全球化布局中提升产品市场竞争力和用户满意度。

总体来说，本研究系统分析了 AI 助手用户信任的前因与后果，进一步丰富并拓展了在AI技术应用领域用户信任的相关文献，为AI助手产品设计和用户行为提供了实证支持。同时，考虑到不同文化背景的用户可能在接纳态度和使用意愿中存在差异，以及不同应用场景的 AI 助手其相关特征可能也存在区别，本文从用户文化背景和 AI 助手使用场景探讨了现有研究存在异质性的原因，为 AI 技术的发展提供有力指导，然而仍存在一些局限性：1）尽管 AI 助手的用户信任已被学界所关注，但样本数量有限，且中文文献数量相对较少，后续可进一步纳入更多文献进行研究，深入剖析影响 AI 助手用户信任的因素；2）在调节变量选择上，本文仅讨论了部分调节因素，还需进一步验证是否具有其他变量导致异质性的产生。

## 参考文献（References）：


[1] RUST R T, HUANG M H. The Service Revolution and the Transformation of Marketing Science[J]. Marketing Science, 2014, 33(2): 206-221.

[2] MAEDCHE A, LEGNER C, BENLIAN A, et al. AI-Based Digital Assistants[J]. Business & Information Systems Engineering, 2019, 61(4): 535-544.

[3] NIRALA K K, SINGH N K, PURANI V S. A survey on providing customer and public administration based services using AI: chatbot[J]. Multimedia Tools and Applications, 2022, 81(16): 22215-22246.

[4] MCALLISTER D J, LEWICKI R J, CHATURVEDI S. Trust in developing relationships: from theory to measurement.[J]. Academy of Management Proceedings, 2006, 2006(1): G1-G6.

[5] MARI A, MANDELLI A, ALGESHEIMER R. Empathic voice assistants: Enhancing consumer responses in voice commerce[J]. Journal of Business Research, 2024, 175: 114566.

[6] MUNNUKKA J, TALVITIE-LAMBERG K, MAITY D. Anthropomorphism and social presence in Human–Virtual service assistant interactions: The role of dialog length and attitudes[J]. Computers in Human Behavior, 2022, 135: 107343.

[7] CHENG X, ZHANG X, COHEN J, et al. Human vs. AI: Understanding the impact of anthropomorphism on consumer response to chatbots from the perspective of trust and relationship norms[J]. Information Processing & Management, 2022, 59(3): 102940.

[8] FU J, MOUAKKET S, SUN Y. The role of chatbots' human-like characteristics in online shopping[J]. Electronic Commerce Research and Applications, 2023, 61: 101304.

[9] 陈倩倩, 陈义涛. 智能语音产品人机信任的实证考察——基于人际吸引的中介作用[J]. 技术经济与管理研究, 2021(8): 31-35.(CHEN Q Q，CHEN Y T. An Empirical Study on Human-Robot Trust of Intelligent Voice Products：Mediating Effect of Interpersonal Attraction[J]. Journal of Technical Economics & Management, 2021(8): 31-35.)

[10] LI J, WU L, QI J, et al. Determinants Affecting Consumer Trust in Communication With AI Chatbots: The Moderating Effect of Privacy Concerns[J]. Journal of Organizational and End User Computing, 2023, 35(1): 1-24.

[11] 冉龙亚, 陈涛, 孙宁华. 技术特性对政务智能聊天机器人初始信任的影响[J]. 情报杂志, 2022, 41(7): 138-144.(RAN L Y, CHEN T, SUN N H, The influence of Technical Characteristics on the Initial Trust of Government AI-Based Chatbots[J]. Journal of Intelligence, 2022, 41(7): 138-144.)

[12] OH C S, BAILENSON J N, WELCH G F. A Systematic Review of Social Presence: Definition, Antecedents, and Implications[J]. Frontiers in Robotics and AI, 2018, 5: 114.

[13] SILVA F A, SHOJAEI A S, BARBOSA B. Chatbot-Based Services: A Study on Customers' Reuse Intention[J]. Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research, 2023, 18(1): 457-474.

[14] NG Y L. A longitudinal model of continued acceptance of conversational artificial intelligence[J]. Information Technology & People, 2024.

[15] UYSAL E, ALAVI S, BEZENÇON V. Trojan horse or useful helper? A relationship perspective on artificial intelligence assistants with humanlike features[J]. Journal of the Academy of Marketing Science, 2022, 50(6): 1153-1175.

[16] KIM J (Sunny), ERDEM M, KIM B. Hi Alexa, do hotel guests have privacy concerns with you?: A cross-cultural study[J]. Journal of Hospitality Marketing & Management, 2024, 33(3): 360-383.

[17] ZHAN X, ABDI N, SEYMOUR W, et al. Healthcare Voice AI Assistants: Factors Influencing Trust and Intention to Use[J]. Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction, 2024, 8(CSCW1): 1-37.

[18] SINGH C, DASH M K, SAHU R, et al. Investigating the acceptance intentions

of online shopping assistants in E-commerce interactions: Mediating role of trust and effects of consumer demographics[J]. Heliyon, 2024, 10(3): e25031.

[19] GLASS G V. Primary, Secondary, and Meta-Analysis of Research[J]. Educational Researcher, 1976, 5(10): 3-8.

[20] 朱玲玲, 茆意宏. 在线社区用户承诺影响因素研究：一项元分析[J]. 图书情报工作, 2023, 67(3): 106-118.(ZHU L L, MAO Y H. Research on Influencing Factors of User Commitment in Online Communities: A Meta-Analysis[J]. Library and Information Service, 2023, 67(3): 106-118.)

[21] 苗蕊, 吕成戍, 鲁颜. 企业社交媒体使用与员工行为及心理结果间关系的元分析[J]. 南开管理评论, 2024, 27(1): 200-212.(MIAO R, LV C S, LU Y. A Meta-analysis of the Relationship between Enterprise Social Media Usage and Employees’ Behavioral and Psychological Outcomes[J]. Nankai Business Review, 2024, 27(1): 200-212.)

[22] 蒲青云, 黄体杨. 信息素养自我效能感影响因素元分析[J]. 图书情报工作, 2023, 67(17): 77-87.(PU Q Y, HUANG T Y. A Meta-Analysis of the Influencing Factors of Information Literacy Self-Efficacy[J]. Library and Information Service, 2023, 67(17): 77-87.)

[23] DAVIS F D. Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology[J]. MIS quarterly, 1989: 319-340.

[24] ZHANG T, TAO D, QU X, et al. The roles of initial trust and perceived risk in public’s acceptance of automated vehicles[J]. Transportation research part C: emerging technologies, 2019, 98: 207-220.

[25] CHOUNG H, DAVID P, ROSS A. Trust in AI and Its Role in the Acceptance of AI Technologies[J]. International Journal of Human–Computer Interaction, 2023, 39(9): 1727-1739.

[26] LEE K M, JUNG Y, KIM J, et al. Are physically embodied social agents better than disembodied social agents?: The effects of physical embodiment, tactile interaction, and people’s loneliness in human–robot interaction[J]. International Journal of Human-Computer Studies, 2006, 64(10): 962-973.

[27] VAN DOORN J, MENDE M, NOBLE S M, et al. Domo Arigato Mr. Roboto: Emergence of Automated Social Presence in Organizational Frontlines and Customers’ Service Experiences[J]. Journal of Service Research, 2017, 20(1): 43-58.

[28] LEE S K, KAVYA P, LASSER S C. Social interactions and relationships with an intelligent virtual agent[J]. International Journal of Human-Computer Studies, 2021, 150: 102608.

[29] CHOI S, JANG Y, KIM H. Exploring factors influencing students’ intention to use intelligent personal assistants for learning[J]. Interactive Learning Environments, 2023: 1-14.

[30] HOMANS G C. Social Behavior as Exchange[J]. American Journal of Sociology, 1958, 63(6): 597-606.

[31] WANG W, BENBASAT I. Recommendation Agents for Electronic Commerce: Effects of Explanation Facilities on Trusting Beliefs[J]. Journal of Management Information Systems, 2007, 23(4): 217-246.

[32] OLDEWEME A, MÄRTINS J, WESTMATTELMANN D, et al. The Role of Transparency, Trust, and Social Influence on Uncertainty Reduction in Times of

Pandemics: Empirical Study on the Adoption of COVID-19 Tracing Apps[J]. Journal of Medical Internet Research, 2021, 23(2): e25893.

[33] MOLM L D, TAKAHASHI N, PETERSON G. Risk and Trust in Social Exchange: An Experimental Test of a Classical Proposition[J]. American Journal of Sociology, 2000, 105(5): 1396-1427.

[34] AJZEN I. The Theory of planned behavior[J]. Organizational Behavior and Human Decision Processes, 1991.

[35] AGARIYA A K, SINGH D. What Really Defines Relationship Marketing? A Review of Definitions and General and Sector-Specific Defining Constructs[J]. Journal of Relationship Marketing, 2011, 10(4): 203-237.

[36] WANG S F, CHEN C C. Exploring Designer Trust in Artificial Intelligence-Generated Content: TAM/TPB Model Study[J]. Applied Sciences, 2024, 14(16): 6902.

[37] ALI F, YASAR B, ALI L, et al. Antecedents and consequences of travelers' trust towards personalized travel recommendations offered by ChatGPT[J]. International Journal of Hospitality Management, 2023, 114: 103588.

[38] MOUSSAWI S, KOUFARIS M, BENBUNAN-FICH R. How perceptions of intelligence and anthropomorphism affect adoption of personal intelligent agents[J]. Electronic Markets, 2021, 31(2): 343-364.

[39] CASSELL J, BICKMORE T. Negotiated Collusion: Modeling Social Language and its Relationship Effects in Intelligent Agents[J]. User Modeling and User-Adapted Interaction, 2003, 13(1): 89-132.

[40] KIESLER S, POWERS A, FUSSELL S R, et al. Anthropomorphic Interactions with a Robot and Robot–like Agent[J]. Social Cognition, 2008, 26(2): 169-181.

[41] GHAZALI E, MUTUM D S, LUN N K. Expectations and beyond: The nexus of AI instrumentality and brand credibility in voice assistant retention using extended EXPECTATION-CONFIRMATION model[J]. Journal of Consumer Behaviour, 2024, 23(2): 655-675.

[42] PITARDI V, MARRIOTT H R. Alexa, she's not human but⋯ Unveiling the drivers of consumers' trust in voice-based artificial intelligence[J]. Psychology & Marketing, 2021, 38(4): 626-642.

[43] SONG S W, SHIN M. Uncanny Valley Effects on Chatbot Trust, Purchase Intention, and Adoption Intention in the Context of E-Commerce: The Moderating Role of Avatar Familiarity[J]. International Journal of Human–Computer Interaction, 2024, 40(2): 441-456.

[44] ZHOU H, LIU J, CUI X. Research on Influencing Factors of Adoption Behavior of Mobile Readers Based on Meta-Analysis[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021, 2021(1): 5082594.

[45] MOU J, SHIN D H, COHEN J F. Trust and risk in consumer acceptance of e-services[J]. Electronic Commerce Research, 2017, 17(2): 255-288.

[46] PETERSON R A, BROWN S P. On the use of beta coefficients in meta-analysis.[J]. Journal of applied psychology, 2005, 90(1): 175.

[47] DUVAL S, ROTHSTEIN H R, SUTTON A J, et al. Publication bias in meta-analysis: Prevention, assessment and adjustments[J]. Hoboken: John Wiley & Sons, 2005: 127-144.

[48] KANG K, ALNEFAIE A. Cultural Transformations of E-commerce Consumer Behavior and Intention Toward Using Artificial Intelligence (AI) Assistants[M]. the 57th Hawaii International Conference on System Sciences, 2024.

[49] HOFSTEDE G. The Cultural Relativity of Organizational Practices and Theories[J]. Journal of International Business Studies, 1983, 14(2): 75-89.

[50] BATRA R, AHTOLA O T. Measuring the hedonic and utilitarian sources of consumer attitudes[J]. Marketing Letters, 1991, 2(2): 159-170.

[51] DHAR R, WERTENBROCH K. Consumer Choice between Hedonic and Utilitarian Goods[J]. Journal of Marketing Research, 2000, 37(1): 60-71.

[52] LONGONI C, CIAN L. Artificial Intelligence in Utilitarian vs. Hedonic Contexts: The "Word-of-Machine" Effect[J]. Journal of Marketing, 2022, 86(1): 91-108.

[53] AMEEN N, TARHINI A, REPPEL A, et al. Customer experiences in the age of artificial intelligence[J]. Computers in Human Behavior, 2021, 114: 106548.

[54] HORTON D, RICHARD WOHL R. Mass Communication and Para-Social Interaction: Observations on Intimacy at a Distance[J]. Psychiatry, 1956, 19(3): 215-229.

[55] VENKATESH V, MORRIS M G, DAVIS G B, et al. User acceptance of information technology: Toward a unified view[J]. MIS quarterly, 2003: 425-478.

[56] BROADBENT E. Interactions With Robots: The Truths We Reveal About Ourselves[J]. Annual Review of Psychology, 2017, 68(1): 627-652.

[57] BHATTACHERJEE A. Understanding information systems continuance: An expectation-confirmation model[J]. MIS quarterly, 2001: 351-370.

[58] YEN D C, CHEN K, KOH S, et al. An East-West Comparison of IS Professionals' Performance and Knowledge/Skills: An Empirical Study of USA vs Taiwan[J/OL]. Communications of the Association for Information Systems, 2005, 15(1). https://aisel.aisnet.org/cais/vol15/iss1/9.

[59] BASKENTLI S, HADI R, LEE L. How culture shapes consumer responses to anthropomorphic products[J]. International Journal of Research in Marketing, 2023, 40(3): 495-512.

[60] HALL E T. Beyond culture[J]. Double Day, 1976.

[61] QIU L, BENBASAT I. Evaluating Anthropomorphic Product Recommendation Agents: A Social Relationship Perspective to Designing Information Systems[J]. Journal of Management Information Systems, 2009.

[62] KLEIN J, MOON Y, PICARD R W. This computer responds to user frustration: Theory, design, results, and implications (Vison and Modeling Technical Reports Nr. 501)[J]. Boston: Massachusetts Institute of Technology, 1999.

## 作者贡献说明（Author contributions）：

**张露月**：资料收集，资料分析，论文撰写与修改；
**张赟**：研究选题，论文指导；
**帅青红**：论文指导，论文修改；
**邓婉秋**：研究设计，资料收集，资料分析。

**Key Influencing Factors on User Trust and Its Effects: A Meta-analysis of AI assistant[2][3]**

Zhang Luyue[1,2], Zhang Yun[1,2], Shuai Qinghong[1,2], Deng Wanqiu[1,2]
1. School of Management Science and Engineering, Southwestern University of Finance and Economics，611130，Chengdu，China
2. Engineering Research Center of Intelligent Finance, Ministry of Education, 611130, Chengdu, China

**Abstract: [Purpose/Significance]** With the rapid development of artificial intelligence (AI) technology, the penetration rate of AI assistants continues to increase in industries such as retail, finance, and healthcare. The influence mechanism of users on their usage intention has also attracted extensive attention from scholars. User trust is an important driving factor for the adoption of the product, but the existing research has not yet reached a consensus on the key influencing factors of trust and their effects, and a systematic review and evaluation of these factors is urgently needed. **[Method/Process]** The study takes 65 empirical research papers published at home and abroad as samples. We have quantitatively analyzed the influencing factors of user trust for AI assistants and its relationship with usage intention by using meta-analysis. Then, we test the moderating effect of user cultural background and product usage scenarios on this relationship. **[Result/Conclusion]** The results show that product anthropomorphic traits, perceived usefulness, perceived ease of use, social presence, social influence, product performance and perceived risk are seven important factors that affect user trust. Among them, except perceived risk has a significantly negative impact on user trust, the other factors have a significantly positive impact on user trust. In addition, user trust has a significantly positive impact on usage intention, but there is some heterogeneity among different studies. Through moderating effect analysis, it is found that user cultural background and AI assistant product use scenarios are the main reasons for heterogeneity. The research findings provide a theoretical basis for future in-depth studies and offer guiding suggestions for the interactive design and application promotion of AI assistant products.

**Keywords:** AI assistant; user trust; influencing factors; meta-analysis

---

[2] This work is supported by the Integrated Innovation Platform of Finance and Economics Technology of Southwestern University of Finance and Economics, project titled "Research on Integration Innovation of Digital RMB and Digital Intelligence Pension" (Project Grant No. 222510004006000029), and the Excellent Doctoral Thesis Construction Project of School of Management Science and Engineering, Southwestern University of Finance and Economics (Project Grant No. 222410004006000003).

[3] Authors: Zhang Luyue, PhD student, E-mail:lunayzhang@126.com; Zhang Yun, deputy director of e-commerce department, associate professor, PhD degree; Shuai Qinghong, Professor, PhD degree; Deng Wanqiu, PhD candidate, E-mail: WanqiuD@163.com